

融合 Theta* 和 DWA 算法的机器人导航研究

黄超¹ 陈博¹ 张毅²

(1. 重庆邮电大学集成电路学院 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学人工智能学院 重庆 400065)

摘要:为实现复杂环境下移动机器人高精度与高鲁棒性路径规划,提出一种融合改进 Theta* 算法与动态窗口法 (dynamic window approach, DWA) 的混合路径规划方法。首先,优化全局路径规划 Theta* 算法,引入安全距离约束、自适应邻域扩展策略、改进视线检测及 B 样条曲线平滑,以提升路径安全性与平滑性。其次,改进局部路径规划 DWA 算法,通过基于模糊逻辑控制的动态参数匹配机制、速度变化曲率约束及一阶低通滤波器平滑优化,抑制速度波动。最后,将两种算法深度融合于机器人操作系统 (robot operating system, ROS) 的 move_base 框架,实现全局与局部规划的协同。仿真结果表明,优化 Theta* 算法相比传统 Theta* 算法,路径安全距离提升 10.36%,节点数减少 27.27%,路径长度优化 2.43%。改进 DWA 算法相比传统 DWA 算法,路径平滑度提升 77.78%,高频方差降低 90.91%,规划时间减少 3.12%。并在实机试验验证了融合算法在动静态障碍物环境中能有效保障安全距离与运动平稳性。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 动态避障; Theta* 算法; DWA 算法

中图分类号: TP242.6; TN959.71

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.5030

Research on robot navigation integrating Theta* and DWA algorithms

Huang Chao¹ Chen Bo¹ Zhang Yi²

(1. School of Integrated Circuits, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. School of Artificial Intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: To achieve high-precision and highly robust path planning for mobile robots in complex scenarios, this paper proposes a hybrid path planning method that integrates an improved Theta* algorithm with the dynamic window approach (DWA). Firstly, the global path planning Theta* algorithm is optimized by introducing safety distance constraints, an adaptive neighborhood expansion strategy, improved line-of-sight checks, and B-spline curve smoothing, thereby enhancing path safety and smoothness. Secondly, the local path planning DWA algorithm is improved by incorporating a fuzzy logic control-based dynamic parameter matching mechanism, velocity change curvature constraints, and first-order low-pass filter smoothing optimization to suppress velocity fluctuations. Finally, the two algorithms are deeply integrated within the robot operating system (ROS) move_base framework to achieve synergy between global and local planning. Simulation results show that, compared to the traditional Theta* algorithm, the optimized version increases the minimum safety distance by 10.36%, reduces the number of path nodes by 27.27%, and optimizes the path length by 2.43%. Compared to the traditional DWA, the improved version enhances path smoothness by 77.78%, reduces high-frequency variance by 90.91%, and decreases planning time by 3.12%. Real-world experiments further verify that the integrated algorithm effectively maintains safety distance and ensures motion smoothness in environments with both static and dynamic obstacles.

Keywords: mobile robot; path planning; dynamic obstacle avoidance; Theta* algorithm; dynamic window approach

0 引言

近年来,智能机器人与自动驾驶技术飞速发展,其在工业自动化、智能物流、交通出行等领域承担更多任务,对导航任务的高精度与高鲁棒性提出更高要求。在此过程中,路径规划对导航性能起到关键作用,直接影响机器人与自动驾驶系统的运动效率、行驶安全性及复杂环境适应性^[1]。然而,在实际应用与技术深化过程中,路径规划研究仍面临多方面核心挑战。

根据机器人对导航环境的感知程度及规划层级的不同,现有路径规划方法主要可分为全局路径规划、局部路径规划以及全局局部融合路径规划 3 类^[2]。在全局路径规划方面,常用算法包括 Dijkstra 算法、A* 算法、Theta* 算法及快速探索随机树星算法 (rapidly-exploring random tree star, RRT*) 等^[3]。其中 Theta* 算法作为 A* 算法的扩展,保留启发式搜索的同时,通过视线检查优化路径平滑性生成更短、更平滑的路径,进一步提高路径寻优的能力,因其高效性和灵活性被广泛应用^[4]。围绕 Theta* 算法的改进,现有研究主要从环境建模、约束引入及视线检测机制优化等方面展开,如王琼等^[5]提出 Risk Theta* 算法,通过构建地形危险度地图将环境风险纳入路径搜索过程。聂士达等^[6]在算法中融入地形坡度及障碍类型等约束以增强复杂环境适应能力。陈正泽等^[7]通过改进视线 (line-of-sight, LOS) 检测方法提高路径的可行性。然而,上述方法多侧重于几何层面优化或环境因素建模,较少从机器人运动学约束及安全距离统一建模的角度进行系统研究,导致规划路径在实际执行中仍存在贴近障碍物、安全裕度不足等问题。

局部路径规划主要面向动态环境下的实时避障与运动控制,其中动态窗口法 (dynamic window approach, DWA) 是典型代表^[8],该方法通过在速度空间采样可行速度组合并结合多目标评价函数进行轨迹筛选,能够在满足运动学约束的同时实现对动态障碍物的快速响应。针对传统 DWA 算法的不足,已有研究从参数自适应、评价函数优化及多约束融合等方面进行了改进。Kumar 等^[9]引入模糊逻辑控制实现评价函数权重的动态调整,Montemerlo 等^[10]通过多轨迹加权决策机制提升控制平滑性与鲁棒性。但整体而言,现有方法仍依赖经验参数设定,环境适应能力有限,且在复杂场景中易出现速度指令波动,影响系统稳定性。

为兼顾全局最优性与局部实时性,研究人员进一步提出将全局规划算法与 DWA 进行融合的路径规划方法。孙岩霆等^[11]通过改进 A* 与 DWA 的协同机制提升无人艇导航性能,Dai 等^[12]在引入运动学约束优化 Theta* 算法的基础上与 DWA 深度融合以实现路径与控

制的联合优化,Han 等^[13]则通过非均匀 Theta* 与改进 DWA 的结合提升动态环境下的导航效率与安全性。尽管融合方法已成为当前研究的主流方向,但多数方法仍采用松耦合结构,全局路径与局部控制之间协同不足,且优化目标多集中于单一性能指标,缺乏对路径安全性、运动平滑性及控制稳定性的统一建模,同时相关工作在方法对比与性能分析方面不够系统,难以全面体现融合算法的综合优势。

综上,Theta* 算法与动态窗口算法融合的方案正逐渐成为移动机器人导航领域的主流技术方案。但实际应用中,Theta* 算法的代价函数常以路径长度为核心,没有考虑机器人运动学约束,导致规划出的路径可能无法实际执行,且存在与障碍物距离过近的风险,而 DWA 算法在控制机器人避障时,容易出现明显的速度波动。

为此,提出一种融合 Theta* 和 DWA 的导航算法,通过动态参数匹配与速度约束机制增强局部规划稳定性,并构建协同优化框架,实现多目标统一优化,从而在复杂动态环境下获得更优的综合导航性能。现有的 Theta* 与 DWA 融合方法多侧重路径长度或单一性能指标优化,缺乏对路径安全性、运动平滑性及控制稳定性的统一建模。同时,其融合方式多为松耦合结构,难以实现全局与局部信息的有效协同。相比较下,本文算法不单停留于单一层级的局部改进,还从全局路径生成、局部运动控制及二者协同机制 3 个层面进行系统优化。

1 建模设置

1.1 运动学模型

本文以差速驱动移动机器人^[14]作为研究对象,机器人的运动模型如图 1 所示,假设在 $k-1$ 时机器人位于 A 处,位姿为 $(X_{k-1}, Y_{k-1}, \theta_{k-1})$,在 k 时运动到 B 处,位姿为 (X_k, Y_k, θ_k) ;机器人左右俩轮间隙为 b ; d_L 和 d_R 分别为左右轮移动的距离,因机器人由 A 移动到 B 的时间间隔很短,所以 $\Delta d_k \approx (d_L + d_R)/2$ 。

$$S = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta d_k}{\Delta \theta_k} (\cos(\theta_{k-1} + \Delta \theta_k) - \cos(\theta_{k-1})) \\ \frac{\Delta d_k}{\Delta \theta_k} (\sin(\theta_{k-1} + \Delta \theta_k) - \sin(\theta_{k-1})) \\ \Delta \theta_k \end{bmatrix} \quad (1)$$

差速驱动移动机器人的运动学模型定义了机器人在二维平面中的运动关系。该模型基于全局坐标系,其中 X 轴和 Y 轴分别表示水平与垂直方向,原点通常设在地图起点或参考点。机器人的位姿由向量 (X, Y, θ) 描述,其中 X 和 Y 代表机器人中心点的坐标, θ 表示机器人的朝

向角,参数标注包括轮距 b ,以及左右轮移动距离 Δd_k ,这些参数直接影响机器人的转弯半径和路径曲率。

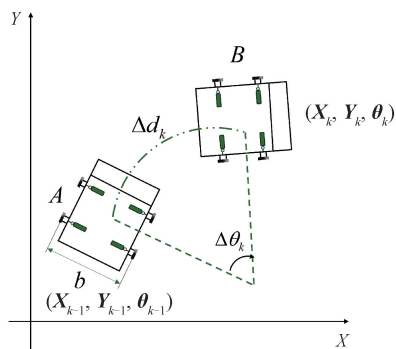


图1 差速驱动移动机器人运动学模型

Fig. 1 Kinematic model of differential drive mobile robot

1.2 环境建模

移动机器人使用启发式算法进行路径规划时,需先根据周围环境进行地图构建^[15]。本文选择栅格地图法进行地图建模。栅格地图如图2所示,其中每个栅格代表一个节点,灰色代表障碍,白色代表通行。

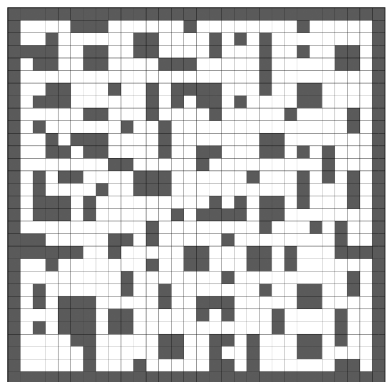


图2 栅格地图

Fig. 2 Grid map

2 导航路径规划方案

2.1 优化 Theta* 算法

Theta* 算法是 Nash 等^[16]提出的一种改进的启发式搜索方法,在解决静态栅格地图的最短路径问题方面表现出路径平滑度高、累计路径短等显著优势。

传统 Theta* 算法生成的路径只遵循了最短路径原则,在实际应用中会出现与障碍物发生碰撞摩擦及安全性不足的问题。这是因为其本质是寻找几何上的最短路径,仅采用有或无的二元障碍物约束,而完全忽略了机器人与障碍物之间应保持的连续安全距离,导致路径往往紧贴障碍物,在实际执行中因控制误差、机体尺寸或环境不确定性而极易发生碰撞。而优化后的 Theta* 算法通过

引入连续安全距离约束和障碍风险代价函数 $h_{penalty}$, 将优化目标从单一的最短路径转变为寻找安全与高效的平衡路径。其路径代价是几何距离与风险惩罚之和,物理意义更接近于实际可行路径代价,从而在规划阶段就主动规避了紧贴障碍物的高风险区域,生成更安全、更实用的路径。

同时,将 Theta* 算法原本的 8 邻域矩阵改进为自适应邻域矩阵,平衡搜索效率的同时提升算法的探索能力。优化 Theta* 算法的流程如图3所示。

1) 扩展邻域搜索

Theta* 的理论核心是其任意角路径优化机制。它的创新点在于视线检查和父节点跨越式继承。只要算法能判断两个点之间是否存在无障碍物的直线,它就可以尝试将这两个点直接连接起来,而无需理会它们之间隔了多少个网格。而邻域矩阵^[17]是图搜索算法如 A* 在栅格地图上的具体体现方式。它定义了从一个网格点可以一步走到哪些相邻的网格点,本质上是定义了图的连接关系。

Theta* 算法是 A* 算法的衍生版本,其沿用 A* 算法的底层框架包括邻域定义,邻域矩阵提供一种简单、高效的方式来播种潜在的路径点。如果没有邻域定义,算法就不知道从当前点可以去哪里进行视线检查。本算法根据当前节点的环境复杂度动态选择邻域,如图4所示,在障碍物密度较低时,使用较少的 8 邻域,在障碍物密度较高的区域,则使用更多的 16 邻域。使得算法能在开阔区域减少计算量,在复杂区域增加搜索精度,从而提高算法的效率和路径质量。

为实现邻域策略的自适应切换,对障碍物密度进行定量建模。定义以当前节点为中心、边长为 L 的局部感知窗口 Ω , 窗口内总栅格数为 N , 其中障碍物栅格数量为 N_{obs} , 则局部障碍物密度 ρ 定义为:

$$\rho = \frac{N_{obs}}{N} \quad (2)$$

式中: $\rho \in [0, 1]$, 用于表征当前节点周围环境的复杂程度。当 ρ 较小时表示环境较为开阔,反之则说明障碍物分布密集。基于该密度指标,当 $\rho < \rho_{th}$ 时,采用 8 邻域搜索以降低计算复杂度。当 $\rho \geq \rho_{th}$ 时,切换为 16 邻域以增强路径搜索的灵活性与精细程度。其中,阈值 ρ_{th} 通过多组仿真实验确定,取 $\rho_{th} = 0.3$, 该取值在保证搜索效率的同时能够有效提升复杂环境下的路径质量。

2) 避障优化与安全距离代价函数

传统 Theta* 算法在障碍物地图处理上多采用二值表示,即网格值为 0 时代表自由空间,为 1 时代表障碍物。其代价函数计算仅以欧氏距离为核心依据,这使得算法规划出的路径,在实际场景中可能无限贴近障碍物。而实体机器人受定位误差、控制误差及自身体积影响,沿这

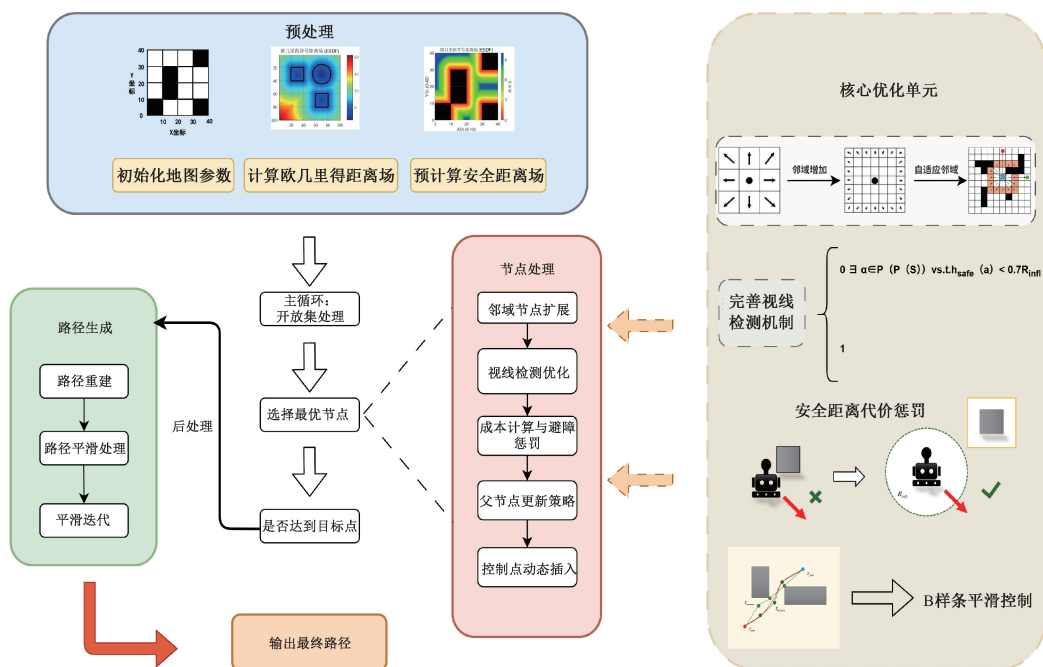


图3 优化 Theta* 算法流程

Fig. 3 Flowchart of the optimized Theta* algorithm

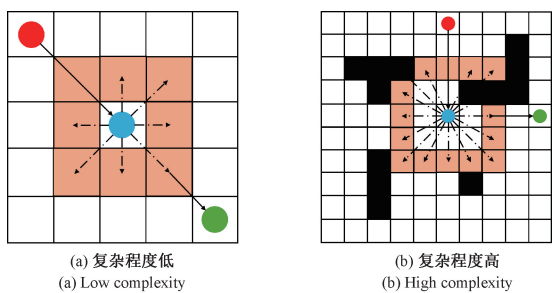


图4 邻域示意图

Fig. 4 Neighborhood diagram

类路径导航时会有极大的可能发生碰撞。

为避免传统 Theta* 算法中路径仅以几何距离最优为目标而导致贴近障碍物的问题,在代价函数中引入与障碍物距离相关的惩罚项,如图5所示,其设计来源于路径规划中的势场思想与风险场建模方法。在该类方法中,障碍物对路径的影响通常表现为随距离衰减的风险势能,即当路径点逐渐接近障碍物时,其风险或代价应呈非线性快速增长,从而引导路径远离高风险区域。

在参数设置方面,权重系数通过多场景仿真实验标定,综合路径长度、安全距离及规划成功率等指标确定最优取值,并结合障碍物膨胀半径对代价函数进行归一化处理,以增强算法在不同环境尺度下的鲁棒性。新增的避障代价函数如式(3)所示。

$$h_{\text{penalty}} = \begin{cases} h(s) \times \frac{R_{\text{infl}}}{h_{\text{safe}} + \epsilon}, & h_{\text{safe}} \leq R_{\text{infl}} \\ h(s) \times \exp\left(-\frac{h_{\text{safe}}}{R_{\text{infl}}}\right) \cdot S_{\text{avoid}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: h_{safe} 为采样节点到周围最近障碍物的欧氏距离,定量刻画局部路径与障碍物间的安全裕度; R_{infl} 为障碍物膨胀半径,通过将地图中障碍物边界向外虚拟扩展形成额外安全缓冲区,让算法在规划阶段提前规避潜在碰撞区域; S_{avoid} 为避障强度调节因子的权重系数,用于控制路径远离障碍物的程度,其取值可根据机器人机动性能、环境复杂度动态适配。 ϵ 为自定义的极小常数(典型值取 0.01),避免 h_{safe} 趋近于 0 时,分式项出现除零错误。

此外,为进一步优化算法鲁棒性,引入碰撞概率模型和风险评估,为参数取值提供数学依据。

假设机器人与障碍物之间的距离为 h , 碰撞概率 P_{collide} 可建模为指数衰减函数:

$$P_{\text{collide}}(h) = 1 - \exp\left(-\frac{h}{\lambda}\right) \quad (4)$$

$$h_{\text{safe}} = S_{\text{avoid}} \times \lambda \quad (5)$$

式中: λ 代表安全距离的衰减因子与机器人物理特性相关。为避免碰撞,机器人需要保持至少 h_{safe} 的安全距离。

$$R_{\text{infl}} = R_{\text{infl,actual}} + \delta \quad (6)$$

$$v_{\text{rel}} = \sqrt{v^2 + (\omega \times r_{\text{robot}})^2} \quad (7)$$

式中: $R_{\text{infl,actual}}$ 为障碍物实际半径; δ 为安全缓冲区大小; v 为机器人线速度; ω 为角速度; v_{rel} 为相对障碍物的速

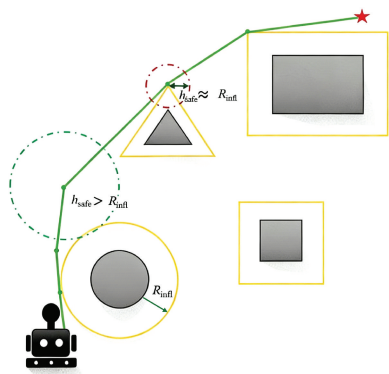


图5 避障优化安全距离示意图

Fig. 5 Diagram of optimized obstacle avoidance safety distance

度。障碍物膨胀半径 R_{infl} 的取值由动态风险评估优化。

碰撞模型为:

$$P_{collide}(v_{rel}, R_{infl}) = 1 - \exp\left(-\frac{R_{infl}}{v_{rel}}\right) \quad (8)$$

根据模型可知 R_{infl} 当过小时,碰撞概率较高,反之 R_{infl} 取值过大时碰撞概率会大幅下降但会影响路径效率。

3) 改进视线检测

传统 Theta* 算法视线检测只是简单判断两点间连线是否被二值障碍物阻,在实际应用中存在着明显局限,即使视线未被障碍物阻挡,也可能因过于贴近障碍物而无法满足安全距离要求。

为此,本算法对经典 Bresenham 视线检测算法进行改进。在检测两点 (X_0, Y_0) 与 (X_1, Y_1) 之间的网格时,算法不仅会判断每个网格 (X, Y) 是否为障碍物 (即 $G(X, Y) = 1$),还会额外检测该网格是否满足安全距离条件,以此弥补传统算法在安全距离上的不足。

$$LoS(P(P(s)), v) =$$

$$\begin{cases} 0, \exists a \in \overline{P(P(s))} \text{ vs. } t. h_{safe}(a) > 0.7R_{infl} \\ 1, \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: a 为 $P(P(s))$ 与 v 线段上的任意一点,起到检查安全性的探针作用; h_{safe} 表示路径离散段中点或采样节点到周围最近障碍物的欧氏距离,定量刻画路径与障碍物间的安全裕度。

4) B 样条曲线优化

在采用增加邻域策略时,传统 Theta* 算法的路径转弯次数和转弯角度会有所减少,但是移动机器人在行驶过程中还是会因为必经转折点而使得移动轨迹不平滑,因此仍需要进一步对路径进行平滑处理。为解决上述问题,本研究在自适应邻域矩阵探索生成路径的基础上,增加路径平滑策略,采用 B 样条曲线对路径进行平滑处理^[18]。然而传统 B 样条曲线平滑多聚焦几何层面的曲

线拟合,未能充分纳入机器人实际运行环境中的障碍物约束,容易造成平滑后路径在物理空间中无法实际执行。针对这一问题,本研究在传统方法框架下,提出一种集成迭代碰撞检测与安全约束的改进型 B 样条曲线平滑优化算法,该方法把路径平滑从独立的几何后处理环节,转变为与环境感知紧密耦合的闭环优化过程。

B 样条曲线的数学表达为:

$$C(u) = \sum_{i=0}^n N_{i,k}(u) \times P_i \quad (10)$$

式中: $N_{i,k}(u)$ 为第 i 个 k 次 (通常 $k=3$) B 样条基函数。

如图 6 所示,改进后的 B 样条曲线优化算法不再采用单次生成模式,而是设计了生成-检测-修复的迭代循环流程。迭代时,先基于当前控制点集生成 B 样条曲线,再开展严格的可行性检测,通过 Bresenham 算法检测离散化线段,确保路径段不穿过障碍物栅格,计算路径点与最近障碍物的欧氏距离,使其不小于使设的最小安全距离 h_{safe} ,为路径构建提供了安全性缓冲区。当算法检测到发生碰撞,会在碰撞点附近插入新控制点以局部调整曲线形状。新控制点的选取基于多目标评估函数,兼顾安全距离与路径偏离程度。迭代过程持续进行,直至生成满足所有约束的无碰撞路径,或达到预设的最大迭代次数。若最终迭代结果无法找到可行路径,则回溯至原始路径。

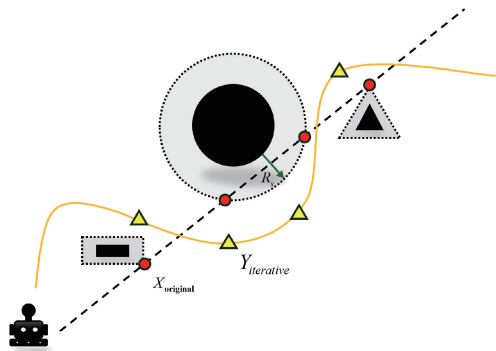


图6 B 样条曲线迭代平滑示意图

Fig. 6 Diagram of B-spline curve iterative smoothing

2.2 优化 DWA 算法

尽管传统的 DWA 算法在局部路径规划中表现出了良好的实时性和避障能力,但其在实际应用场景中仍面临指令突变、动态障碍物规避能力不足以及参数固化等挑战^[19]。为解决这些问题,提出了一种多维度优化的增强型 DWA 算法。优化工作主要从动态参数匹配决策优化、速度变化曲率约束优化、平滑处理优化几个方面展开。图 7 为优化 DWA 算法流程。

1) 动态参数匹配决策优化

在传统 DWA 算法中,权重系数 α, β, γ 需在算法部署到机器人前预先设定好, α 为目标朝向权重系数, β 为

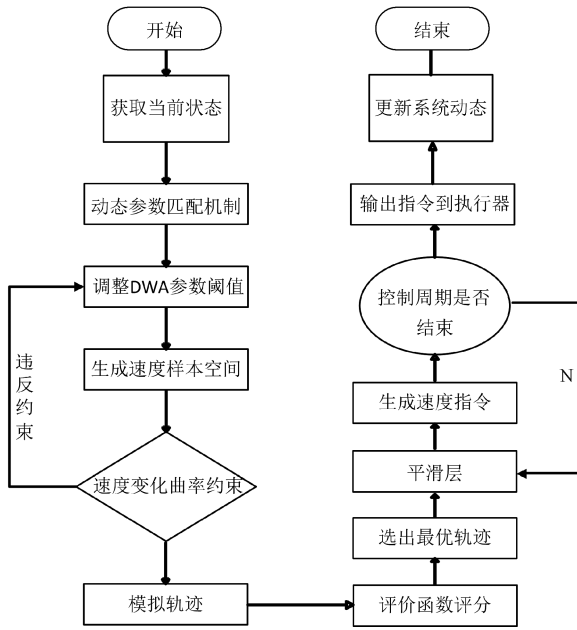


图 7 优化 DWA 算法流程

Fig. 7 Flowchart of the optimized DWA algorithm

避障权重系数, γ 为速度权重系数。在 DWA 算法部署完成机器人运行过程中权重系数无法进行更改。这种部署策略虽然简单直观, 却存在明显局限。在不同环境下机器人需要不同的导航策略, 穿过狭窄空间时需提高安全避障权重 β , 在开阔空间行驶时需提升速度权重 γ , 绕行大型障碍物时则要降低目标权重 α , 而固定权重无法实现这种自适应切换^[20]。此外, 要找到一组能适配所有场景的 (α, β, γ) 是一个非常耗时且困难的过程, 需在多种模拟环境和真实场景中反复测试、微调参数, 且针对大小、形状、动力学特性不同的机器人平台, 都需重新进行参数调试, 算法可移植性较差。

改进算法将固定权重策略升级为基于环境感知的动态参数匹配策略, 引入模糊逻辑控制系统作为权重自适应调整的基础, 其中模糊逻辑控制器能有效处理环境不确定性, 实现平滑的权重过渡^[9]。其核心是机器人根据当前所处的不同场景, 智能地切换最高优先级任务, 从而在安全、效率和精度之间做出最优权衡。

为构建系统化的模糊推理机制, 本研究首先定义环境特征向量 E 用以量化表征机器人所处的局部环境状态, 对向量中的障碍物密度 e_1 、最近障碍物距离 e_2 、路径曲率特征 e_3 3 个关键环境特征输入变量进行精细的模糊化处理。

$$E = [e_1, e_2, e_3] \quad (11)$$

为提高模糊控制输入变量的可计算性与可复现性, 对障碍物密度 e_1 、最近障碍物距离 e_2 及路径曲率特征 e_3 进行定量定义。

其中障碍物密度 e_1 在 Theta* 邻域矩阵变化时已被定义。最近障碍物距离 e_2 定义为机器人当前位置到周围障碍物的最小欧氏距离, 即:

$$e_2 = \min_{p \in O} \|x - p\| \quad (12)$$

式中: x 为机器人当前位置; O 为障碍物点集。为降低计算复杂度, 实际计算中基于局部窗口内障碍物进行近似求解。

路径曲率特征 e_3 用于刻画当前路径段的转弯程度, 定义为相邻路径点构成的转角变化量, 即:

$$e_3 = \arccos \left(\frac{(p_i - p_{i-1}) \times (p_{i+1} - p_i)}{\|p_i - p_{i-1}\| \times \|p_{i+1} - p_i\|} \right) \quad (13)$$

式中: p_{i-1}, p_i, p_{i+1} 为路径上的连续 3 个节点; $e_3 \in [0, \pi]$, 数值越大表示路径转弯越剧烈。

针对每个输入变量, 分别定义低、中、高 3 个模糊语言集合, 采用三角函数的隶属度函数进行量化映射。三角函数具备形式简单、计算速度快、对离散系统具备良好的计算能力和平滑处理能力等优点, 适用于对响应速度要求较高的移动机器人控制系统, 其各自对应的隶属度函数如图 8 所示。 e_1 的模糊集合定义为 $\{L, M, H\}$, 分别对应障碍物密度为低、中、高, 论域为 $[0, 100]$ 。当论域在 $[0, 30]$ 区间时, 模糊量表示为 L; 当论域在 $[10, 70]$ 区间时, 模糊量表示为 M; 当论域在 $[50, 100]$ 区间时, 模糊量表示为 H。 e_2 的模糊集合定义为 $\{L, M, H\}$, 分别对应最近障碍物距离为近、中、远, 论域为 $[0, 5]$ 。当论域在 $[0, 1.5]$ 区间时, 模糊量表示为 L; 当论域在 $[0.5, 3.5]$ 区间时, 模糊量表示为 M; 当论域在 $[2.5, 5]$ 区间时, 模糊量表示为 H。 e_3 的模糊集合定义为 $\{L, M, H\}$, 分别对应路径曲率特征为小、中、大, 论域为 $[0, 180]$ 。当论域在 $[0, 60]$ 区间时, 模糊量其各自的论域均为 $[0, 1]$ 。 α, β, γ 对应的隶属度函数如图 8 所示。表示为 L; 当论域在 $[20, 160]$ 区间时, 模糊量表示为 M; 当论域在 $[120, 180]$ 区间时, 模糊量表示为 H。

DWA 模糊控制器的输出量是 DWA 评价函数的 3 个权重系数 α, β, γ , 对其进行模糊化处理, 使其能够根据外部环境的变化实时改变 DWA 的权重系数大小组合, 以增强 DWA 算法的鲁棒性。对输出量的定义如下: α, β, γ 的模糊集合定义均为 $\{L, M, H\}$, 即对应权重的小、中、大, 其各自的论域均为 $[0, 1]$ 。 α, β, γ 对应的隶属度函数如图 8 所示。

模糊控制器的规则基于机器人动态窗口算法的导航需求及以下 4 条环境适应原则进行制定。

1) 当机器人所处环境障碍物密度高、最近障碍物距离近且路径曲率特征显著时, 采用适中的方向角权重 α 、较大的避障因子权重 β 、较小的速度权重 γ , 使机器人在复杂狭窄环境中优先保证安全, 降低行驶速度以避免碰撞。

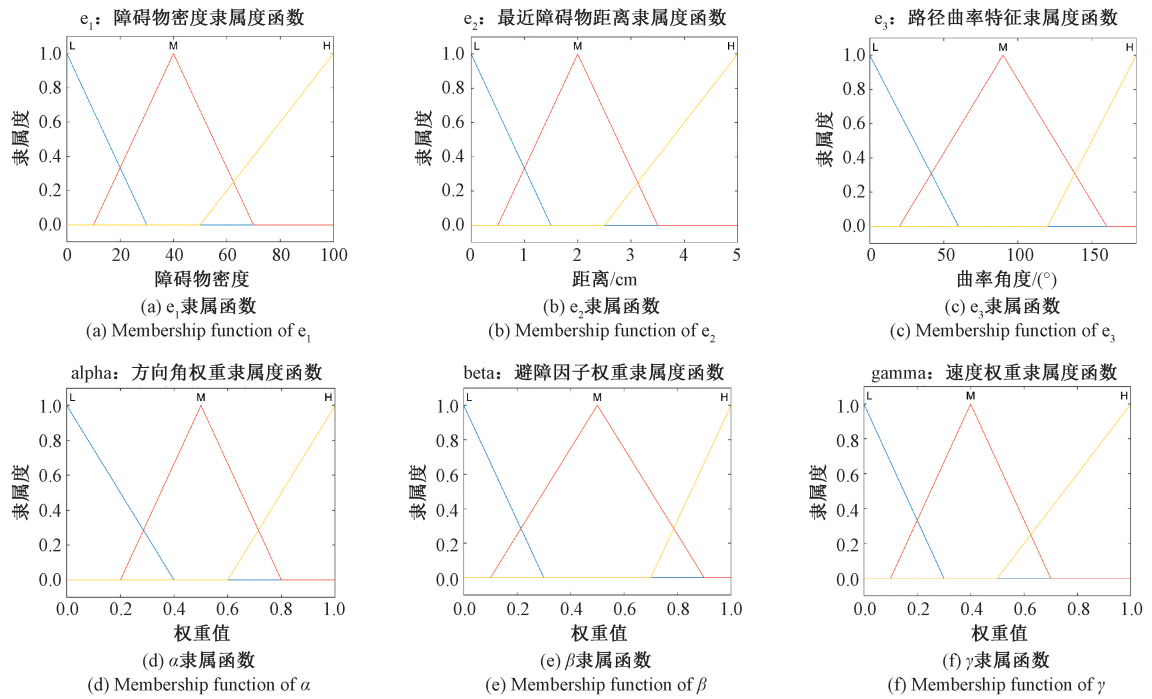


图 8 模糊控制器隶属度函数

Fig. 8 Membership functions of the fuzzy controller

2) 当环境障碍物密度低、最近障碍物距离远且路径曲率特征小时,选择较大的方向角权值 α , 较小的避障因子权值 β 和较大的速度权值 γ 。由于机器人处于开阔安全环境,此时可不优先考虑避障问题,而以较高效率向目标点移动。

3) 当环境障碍物密度适中、最近障碍物距离近且路径曲率特征大时,选择较小的方向角权值 α , 较大的避障因子权值 β , 适中的速度权值 γ 。在急转弯且靠近障碍物的场景下,首要考虑机器人的避障安全问题。

4) 当环境障碍物密度、最近障碍物距离和路径曲率特征均处于中等水平时,采用适中的方向角权值 α 、避障因子权值 β 和速度权值 γ 。在平衡环境中兼顾安全性与行进效率,使机器人平稳向目标点移动。

通过上述 4 条环境适应原则,结合障碍物密度 e_1 、最近障碍物距离 e_2 、路径曲率特征 e_3 3 个输入变量的所有模糊组合,当 $e_3 = L \setminus M$ 时的模糊规则如表 1 所示,当 $e_3 = H$ 时, $\alpha = L$ 。

Table 1 Fuzzy rule base			
$e_1 \setminus e_2$	L	M	H
L	(M, H, L)	(M, M, M)	(H, L, H)
M	(M, H, L)	(M, M, M)	(H, M, H)
H	(M, H, L)	(M, H, M)	(H, H, M)

2) 速度变化曲率约束优化

在传统 DWA 算法中,动态窗口被定义为 $v_r = v_s \cap v_a \cap v_d$,但在实际采样时速度分辨率可能会出现不足,导致实际加速度超出理论值。此外相邻周期可能选出速度值差异巨大的轨迹如从 0.5 m/s 骤变为 1.0 m/s,虽然仍处于动态窗口内但却不符合电机物理特征。

速度变化曲率约束集合为:

$$\begin{cases} v_{\min} \leq v_r \leq v_{\max} \\ a_{\min} \leq \frac{\Delta v}{\Delta t} \leq a_{\max} \\ k = \frac{1}{R} \end{cases} \quad (14)$$

式中: κ 为曲率约束; R 为转弯半径。

在动态窗口约束基础上,额外增加瞬时加速度限制对电机扭矩加以限制,从而消除因离散采样导致的加速度超调,避免控制指令跳变。

$$T = J \times \alpha = J \times \frac{\Delta \omega}{\Delta t} \quad (15)$$

$$T_{\min} \leq T \leq T_{\max} \quad (16)$$

式中: J 为电机转动惯量; α 为角加速度; ω 为角速度。

3) 平滑优化

传统 DWA 算法的平滑处理依赖于评价函数的速度项鼓励匀速运动,通过轨迹模拟选择速度变化平缓的路径。但评价函数只能影响速度选择,无法对已选出的控

制指令进行平滑处理,这将会导致在复杂场景中仍出现速度振动。

优化算法通过新增一阶低通滤波器,对 DWA 算法输出的原始指令进行实时滤波从而抑制如传感器噪声引起的高频振动,保证速度指令的连续性。在拉普拉斯变换下,一阶低通滤波器的传递函数为:

$$H(s)=\frac{1}{1+\tau s}$$

(17)

$$\tau=\frac{1}{2\pi f_c}$$

(18)

式中: s 是复频率变量; τ 是滤波器的时间常数; f_c 为截止频率。

在 DWA 算法等实时控制系统中,滤波器需离散化处理。采用后向欧拉法离散化,可得迭代形式的差分方程:

$$\alpha=\frac{\Delta t}{\tau+\Delta t}$$

(19)

$$y_k=\alpha\times x_k+(1-\alpha)\times y_{k-1}$$

(20)

式中: x_k 为 DWA 输出的速度值; y_k 为当前时刻滤波后的平滑输出指令; y_{k-1} 为上一时刻的滤波输出; α 为平滑因子, Δt 为控制周期。

3 仿真与实验

3.1 改进 Theta* 算法仿真

为测试改进 Theta* 算法的各项性能,选取传统 Theta* 算法、自适应邻域 Theta* 算法、文献[7]算法、A* 算法、RRT* 算法以及本算法在 30×30 栅格地图中开展路径规划试验,并在 50×50 大仿真规模下进一步验证优化算法的可扩展性。全局路径规划的仿真结果如图 9 所示,绿色圆点表示起点,红色圆点表示目标点,蓝色实线为全局路径。图 9(a)中 A* 算法规划的路径转折点较多,存在冗余拐点,路径长度较长。图 9(b)中 RRT* 算法虽具有随机采样能力,但路径波动较大,稳定性不足。图 9(c)中传统 Theta* 算法路径紧贴障碍物边缘,缺乏安全冗余。如图 9(d)所示,16 邻域 Theta* 算法虽缩短了路径长度,但节点数大幅增加。图 9(e)、(f)所示自适应动态邻域 Theta* 算法及文献[7]算法在缩短路径长度的同时使路径变得更加平滑,但依然未解决路径与障碍物距离过近的问题。

优化算法在自适应邻域 Theta* 算法基础上引入安全距离约束,由图 9(g)、(h)可知,路径长度相比自适应邻域 Theta* 算法规划路径略有增加,但与障碍物保持合理间距,安全性显著提升,更贴合实际应用中机器人与环境安全交互的需求。为进一步验证优化算法在大规模环境下的性能,在 50×50 栅格地图中开展对比试验,如图

9(i)所示,优化算法仍能保持路径平滑、与障碍物安全距离充足的优势,表明其具有良好的环境适应性与可扩展性。为更清晰展示优化 Theta* 算法相对传统 Theta* 算法的性能优势,采集相关数据并整理分析,结果如表 2 所示。

表 2 Theta* 数据对比

Table 2 Comparison of Theta* algorithm data

算法	最短路径/ 栅格数	节点数	距离障碍物平均 距离/栅格数
A*	40.526 9	30	1
RRT*	45.766 9	25	1
传统 8 邻域 Theta*	43.699 4	11	1
16 邻域 Theta*	39.458 0	19	1
自适应 Theta*	39.159 6	12	1
文献[7]	39.181 7	8	1
本文	42.636 8	8	1.103 6

从实验结果(图 10、表 2)可以看出,优化算法在路径规划性能上优于传统 Theta* 算法,实现了更短的路径距离。同时距离障碍物平均距离对比前两种算法也有明显提升,而且节点数的减少使路径更加平滑。完美达到了在最短距离、高平滑度和安全性之间的最优平衡。

3.2 改进 DWA 算法仿真

为测试本研究改进 DWA 算法各项性能,在构建的 20×20 栅格地图中开展路径规划试验,与传统 DWA 算法进行对比。全局路径规划算法仿真结果如图 11 所示,绿色圆点为起点,红色五角星为目标点,蓝色实线为局部路径,测试共设置 19 个静态障碍物和两个动态障碍物。

表 3 DWA 数据对比

Table 3 DWA algorithm performance comparison

算法	步数	时间/s	平滑度/ (rad/s ²)	高频方差/ (m/s ²)
传统 DWA	641	64.1	0.009	0.001 1
优化 DWA	621	62.1	0.002	0.000 1

从图 11 可以看出两种算法都可以在不同数量的未知障碍物中进行有效避障,传统 DWA 算法规划的路径与障碍物距离过近,增加了碰撞的风险。相比之下,优化 DWA 算法面对狭窄障碍物时选择从下方开阔地带绕开障碍物,确保更高安全性的同时减少潜在的碰撞风险。由表 3 可以看出,优化 DWA 算法在迭代次数和时间上皆优于传统 DWA 算法。由图 12 可知优化 DWA 算法平滑度与高频滤波方差远小于传统 DWA 算法,能有效抑制高频振荡,让控制指令更平稳连续,提升了系统能量效率、跟踪精度,同时保护机械系统。

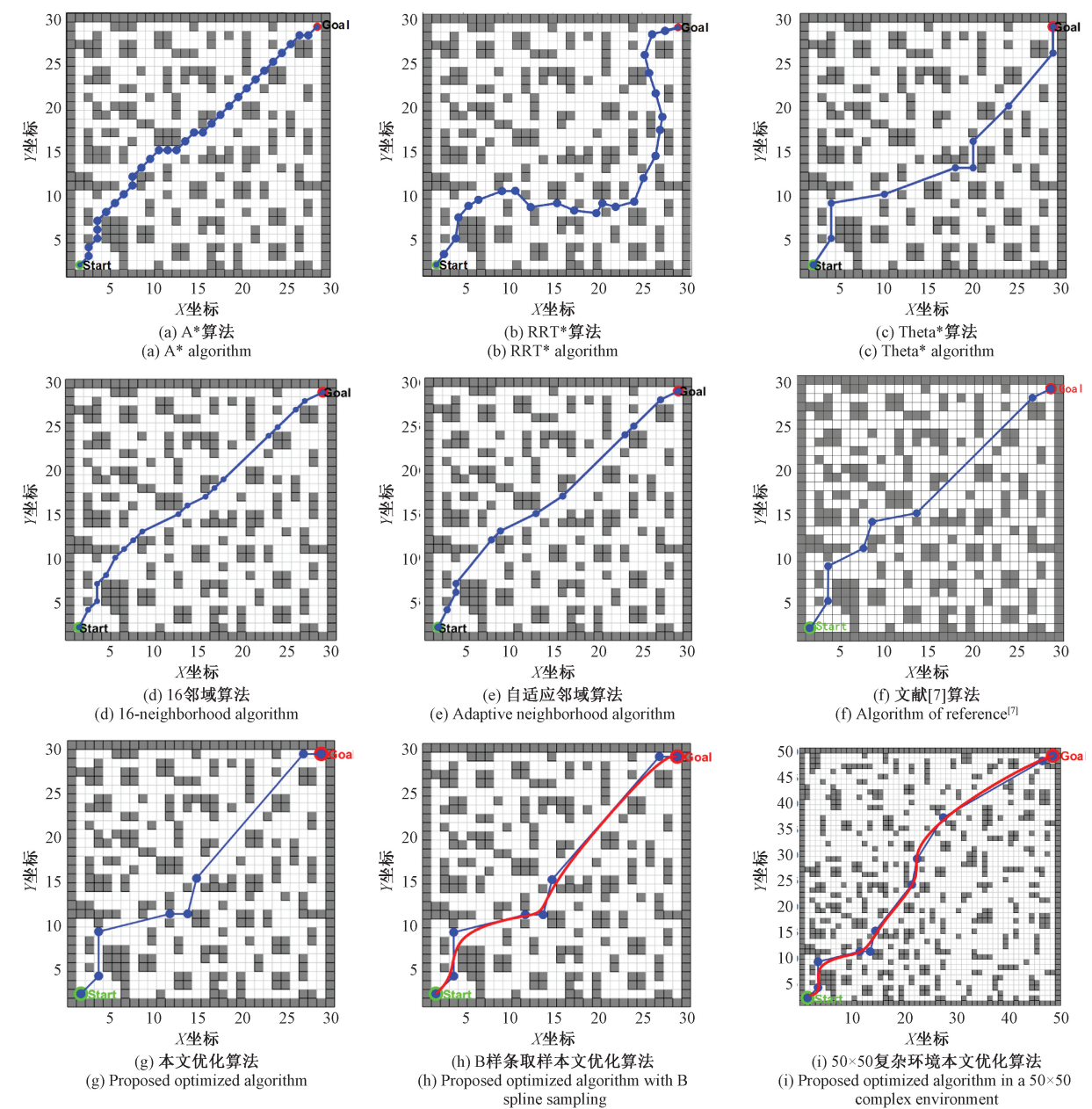


图 9 优化前后路径结果对比

Fig.9 Comparison of path results before and after optimization

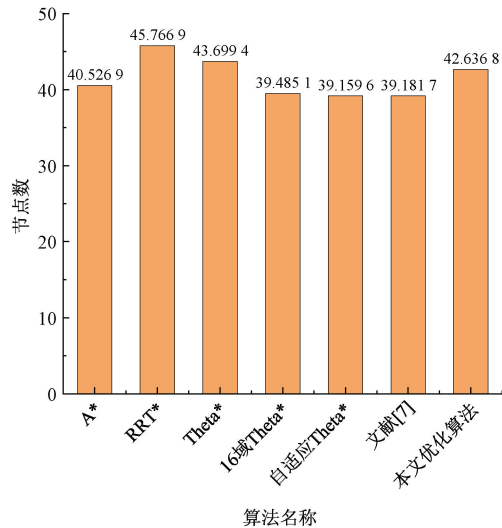
3.3 融合路径规划算法

图 13 为改进前后 Theta* -DWA 融合算法进行路径规划的仿真结果。

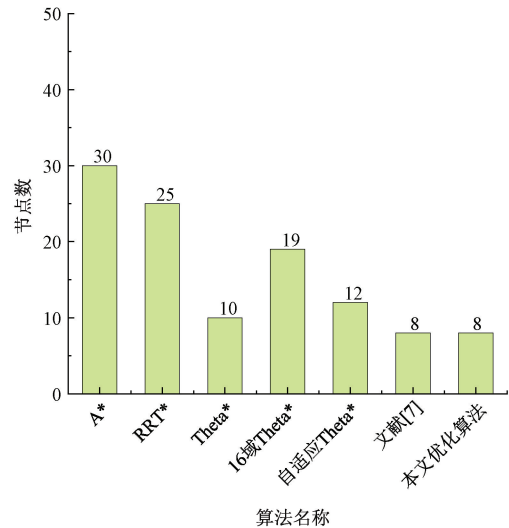
从实验结果可以看出,优化融合算法在路径规划性能上优于传统 Theta* -DWA 算法,实现了更短的路径距离,在动态障碍物环境中表现出更强的适应性。此外融合算法规划的路径在保持与障碍物安全距离的同时,显著减少了传统算法常见的急转弯与路径抖动。

在计算效率方面,对算法的运行时间进行了评估。

以相同仿真环境与硬件平台为基础,对传统 Theta*、传统 DWA 及本文融合算法的平均规划时间进行进行评估。实验结果表明,改进 Theta* 算法由于引入安全距离约束与自适应邻域策略,单次全局规划时间略有增加,但仍保持在可接受范围内,优化 DWA 算法在引入动态参数调节与平滑机制后,对单步控制周期的影响较小。整体来看,融合算法在保证路径安全性与平滑性的同时,其平均规划时间满足实时导航需求,能够在动态环境中稳定运行。



(a) 各算法路径长度对比
(a) Comparison of path length among algorithms



(b) 各算法节点数对比
(b) Comparison of the number of nodes among algorithms

图 10 不同算法路径规划性能对比

Fig. 10 Performance comparison of different algorithms for path planning

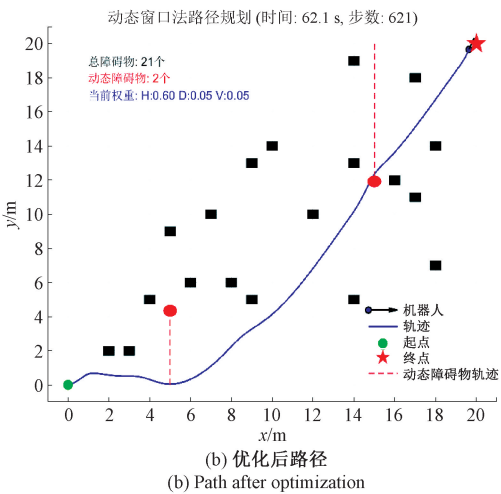
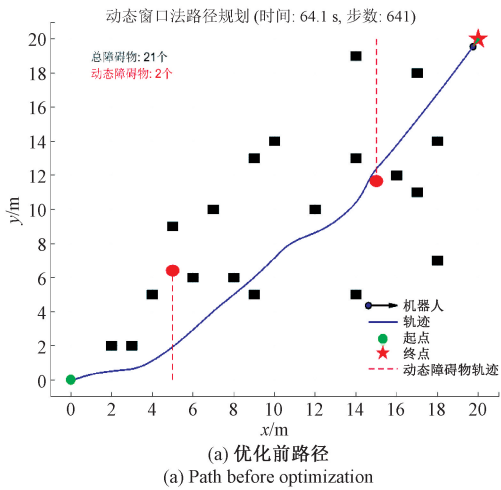


图 11 优化前后路径对比

Fig. 11 Path comparison diagram before and after optimization

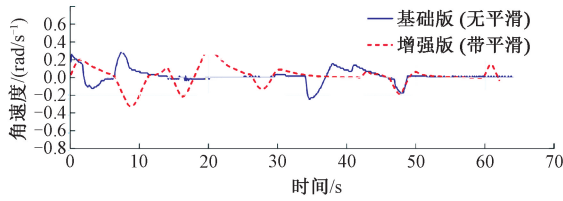
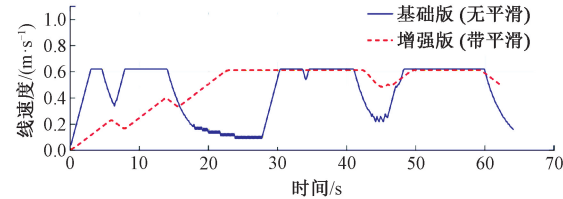


图 12 优化前后速度指令对比

Fig. 12 Comparison chart of velocity commands before and after optimization

3.4 实验验证

使用的移动机器人(图 14)是在 ROS 系统下同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)算法建图,导航采用功能包集 navigation 中提供了 move_base 功能包,用于实现此导航避障^[21]。move_base 主要由全局路径规划与局部路径规划组成,可以根据给定的目标点,控制机器人底盘运动至目标位置,并且在运动过程中会连续反馈机器人自身的姿态与目标点的状态信息。为集成优化算法,将改进的 Theta* 算法自定义为

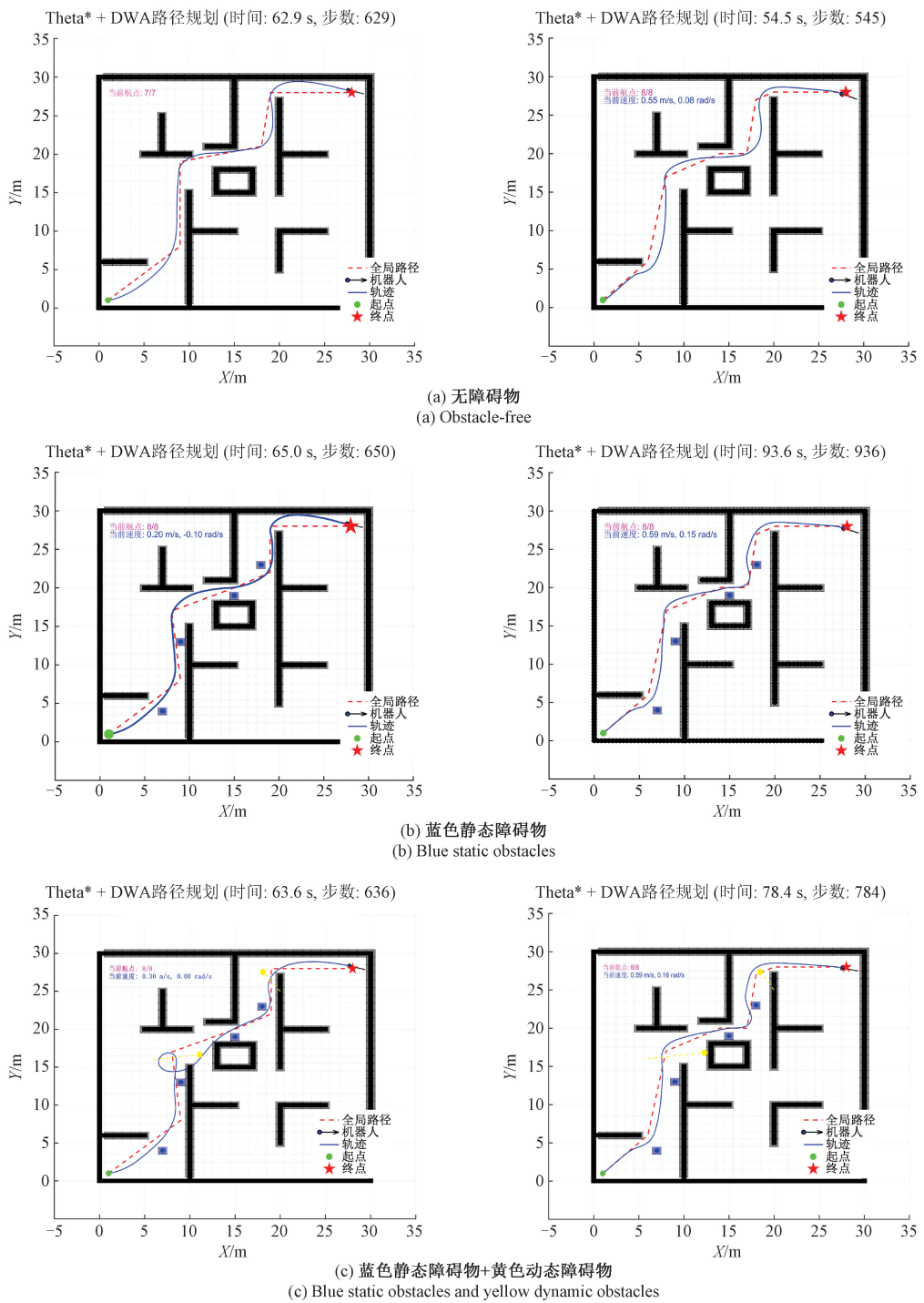


图 13 融合导航算法对比

Fig. 13 Comparative chart of integrated navigation algorithms

全局规划器插件,同时将优化的 DWA 算法作为局部规划器,共同集成到 move_base 框架中。

为进一步验证提出的 Theta* 与 DWA 融合导航算法,在室外如图 15 所示的固定静态障碍物实验环境和未知行人车辆障碍物实验环境,机器人在指定位置向着目标点导航。图 16 为优化前后 RViz 环境下 Theta* -DWA

算法路径规划结果对比。

在图 16(a) 固定静态障碍物情况下,优化算法能够保持充足的安全距离穿行静态障碍物。同时通过图 16(b) 和 (c) 的路径对比,优化算法在未知行人车辆障碍物环境下的速度波动指令更平稳,路径更加平滑,避障效果更好。

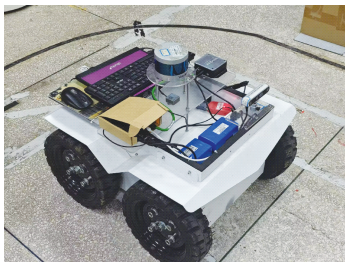
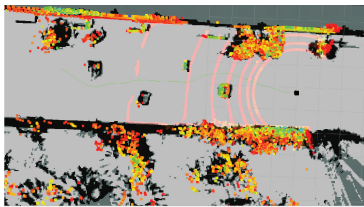


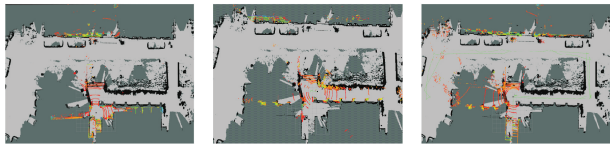
图 14 实体机器人
Fig. 14 Physical robot



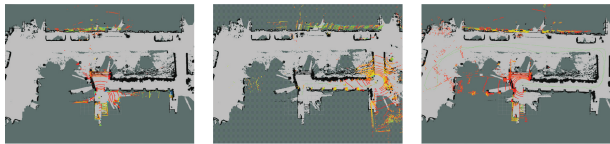
图 15 固定静态障碍物环境和未知行人车辆障碍物环境
Fig. 15 Environments with fixed static obstacles and unknown pedestrian/vehicle obstacles



(a) RViz环境下优化Theta*-DWA算法固定静态障碍物环境路径
(a) Path planning result of the improved Theta*-DWA algorithm in a fixed static obstacle environment in RViz



(b) RViz环境下初始Theta*-DWA算法在未知行人车辆障碍物环境中的路径规划结果
(b) Path planning result of the initial Theta*-DWA algorithm in an environment with unknown pedestrian and vehicle obstacles in RViz



(c) RViz环境下优化Theta*-DWA算法在未知行人车辆障碍物环境中的路径规划结果
(c) Path planning result of the improved Theta*-DWA algorithm in an environment with unknown pedestrian and vehicle obstacles in RViz

图 16 优化前后 RViz 环境下 Theta* -DWA 算法的路径规划结果对比

Fig. 16 Comparison of path planning results for the Theta* -DWA algorithm before and after optimization in RViz

4 结 论

针对传统 Theta* 算法规划的路径存在效率低、不平滑和追求最短路径靠近环境中已知障碍物传统 DWA 算法速度指令波动严重等不足。设计了一种基于优化 Theta* 算法和 DWA 算法相结合的路径规划策略。在 Theta* 算法的基础上引入自适应邻域矩阵、新增避障函数、优化视线检测及迭代 B 样条取样平滑方法,生成符合真实环境需求的全局导航路径。在 DWA 算法中新增速度变化曲率约束和动态参数匹配优化同时对输出指令进行后处理,辅助机器人稳定平滑的绕行障碍物。在 30×30 栅格地图下对比传统 Theta* 算法和优化 Theta* 算法的性能,结果表明改进算法显著缩短了路径长度与节点数,降低了转折点数和转弯角度,规划路径远离障碍物,虽然规划时间略有增加,但实现了路径长度和安全性的有效平衡。更比较融合优化前后的 DWA 算法性能,结果显示改进算法可有效抑制由速度指令波动引发的振动影响。最终在室外公共场所动静态环境的实机测试,有效验证本文融合算法可实现全局导航与局部避障的协同规划,提升了移动机器人的导航效率和安全性。后续工作将与其他最新改进算法进一步综合对比,并增长导航距离和动静态障碍物复杂程度,持续优化算法细节。

参考文献

[1] Wang T, Tao Y, Liu H. Current researches and future development trend of intelligent robot: A review [J]. International Journal of Automation and Computing, 2018, 15(5) : 525-546.

[2] 邓云峥,黄翼虎. 复杂动态环境下基于 A* 的改进 DWA 算法研究 [J]. 电子测量技术, 2023, 46(9) : 69-76.

Deng Yunzheng, Huang Yihu. Research on improved DWA algorithm based on A* in complex dynamic environment [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(9) : 69-76.

[3] 王洪斌,尹鹏衡,郑维,等. 基于改进的 A* 算法与动态窗口法的移动机器人路径规划 [J]. 机器人, 2020, 42(3) : 346-353.

Wang Hongbin, Yin Pengheng, Zheng Wei, et al. Path planning of mobile robot based on improved A* algorithm and dynamic window approach [J]. Robot, 2020, 42(3) : 346-353.

[4] 陈朋,江勇奇,俞天纬,等. 基于局部软约束优化的无人机航迹规划方法 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2022, 50(6) : 27-36.

- Chen Peng, Jiang Yongqi, Yu Tianwei, et al. UAV trajectory planning method based on local soft constraint optimization[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2022, 50(6): 27-36.
- [5] 王琼,于登云,贾阳. Risk Theta*: 一种基于地形危险度的任意航向路径规划算法[J]. 深空探测学报, 2014, 1(4): 269-274.
- Wang Qiong, Yu Dengyun, Jia Yang. Risk Theta*: An any-angle path planning algorithm based on terrain risk[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2014, 1(4): 269-274.
- [6] 聂士达,刘辉,廖志昊,等. 考虑复杂地形的越野环境无人车辆路径规划研究[J]. 机械工程学报, 2024, 60(10): 261-272.
- Nie Shida, Liu Hui, Liao Zhihao, et al. Path planning for unmanned vehicles in off-road environments considering complex terrain[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(10): 261-272.
- [7] 陈正泽,彭力,戴菲菲. 改进 Basic Theta* 中 LOS 算法的任意角度路径规划[J]. 计算机科学与探索, 2023, 17(4): 837-847.
- Chen Zhengze, Peng Li, Dai Feifei. Any-angle path planning based on improved LOS algorithm in Basic Theta[J]. Journal of Computer Science and Exploration, 2023, 17(4): 837-847.
- [8] Wang Z, Li G. Research on path planning algorithm of driverless ferry vehicles combining improved A* and DWA[J]. Sensors, 2024, 24(13): 4041.
- [9] Kumar M. A fuzzy-based dynamic window approach for mobile robot navigation in unknown environments[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation Workshops. Seattle, USA: IEEE, 2015: 1-6.
- [10] Montemerlo M. Junior: the Stanford entry in the Urban Challenge[R]. Stanford: Stanford University, 2007.
- [11] 孙岩霆,王荣杰,蒋德松. 融合 A* 与 DWA 算法的水面船舶动态路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 301-310.
- Sun Yanting, Wang Rongjie, Jiang Desong. Dynamic path planning of unmanned surface vehicles based on A* and DWA[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 301-310.
- [12] Dai Y, Yu C, Huang X, et al. Research on path planning of deep-sea mining vehicles integrating improved Theta* algorithm with dynamic window method[J]. Ocean Engineering, 2025, 330: 121281.
- [13] Han S, Wang L, Wang Y, et al. A dynamically hybrid path planning for unmanned surface vehicles based on non-uniform Theta* and improved dynamic window approach[J]. Ocean Engineering, 2022, 257: 111655.
- [14] 栾添添,王皓,尤波,等. 狭窄空间的位姿辅助点 TEB 无人车导航方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 121-128.
- Luan Tiantian, Wang Hao, You Bo, et al. Pose-assisted point TEB navigation method for unmanned vehicles in narrow spaces[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 121-128.
- [15] 张建光,张方,陈良港,等. 基于改进 A* 算法的自动引导车的路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(1): 123-128.
- Zhang Jianguang, Zhang Fang, Chen Lianggang, et al. Path planning of AGV based on improved A* algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(1): 123-128.
- [16] Nash A, Koenig S, Tovey C. Theta*: Any-angle path planning on grids[C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2007: 1177-1183.
- [17] 姜媛媛,张阳阳. 改进 8 邻域节点搜索策略 A* 算法的路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 234-241.
- Jiang Yuanyuan, Zhang Yangyang. Path planning based on improved 8-neighborhood search strategy A* algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5): 234-241.
- [18] 张跃明,薛奇,纪姝婷. 满足曲率约束的 B 样条曲线连续路径平滑方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2022, 50(5): 59-65, 72.
- Zhang Yueming, Xue Qi, Ji Shuting. Continuous path smoothing method of B-spline curve satisfying curvature constraints[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022, 50(5): 59-65.
- [19] Yao M, Deng H G, Feng X Y, et al. Improved dynamic windows approach based on energy consumption management and fuzzy logic control for local path planning of mobile robots[J]. Computers & Industrial Engineering, 2024, 187: 109767.
- [20] Yang L, Li C, Wang Q, et al. Adaptive dynamic windowing approach based on risk degree function[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2024, 46(8): 1542-1550.

- [21] 张毅,徐仕川,罗元. 基于 ROS 的智能轮椅室内导航[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2015, 27(4): 542-548.

Zhang Yi, Xu Shichuan, Luo Yuan. Indoor navigation of intelligent wheelchair based on ROS [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2015, 27(4): 542-548.

作者简介



黄超, 2005 年于中北大学获得学士学位, 2008 年于昆明理工大学获得硕士学位, 2013 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为智能移动机器人、智能物流技术及装备。

E-mail: 94581847@qq.com

Huang Chao received his B. Sc. degree from North University of China in 2005, M. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2008 and Ph. D. degree from Chongqing University in 2013, respectively. Now he is a lecturer and M. Sc. supervisor in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent mobile robot and intelligent logistics technology and equipment.



陈博(通信作者), 2022 年于成都工业学院获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为智能移动机器人及导航与控制。

E-mail: 1165356462@qq.com

Chen Bo(Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chengdu Technological University in 2022. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent mobile robots, navigation, and control.



张毅, 1997 年于合肥工业大学获得硕士学位, 2002 年于华中科技大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能机器人、智能物流技术及装备。

E-mail: 1138899712@qq.com

Zhang Yi received his M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 1997 and Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2002, respectively. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent robot and intelligent logistics technology and equipment.